

二轴土壤背景纠正的植被指数及其在 华南水稻遥感估产中的应用

黎 夏

(广州地理研究所遥感室)

1992 年 6 月 18 日收稿

摘 要

目前国内外学者提出了各种植被指数来进行作物遥感估产的定量研究。这些指数多是基于“土壤线”的存在来进行土壤背景消除的。但它们只消除了土壤背景中的含水量(沿“土壤线”方向)对遥感数据的影响,而没有消除由于不同土壤质地的变化(垂直于“土壤线”方向,如红壤、棕壤等不同的土壤类型)所造成的遥感数据的偏移。本文首次提出了能基本上完全消除土壤背景影响(包括土壤含水量、土壤类型等)的二轴土壤背景纠正的植被指数(TWVI)模型。该指数比目前使用的其它植被指数更适合于作为进行全球监测的植被指数。已成功地应用于华南地区的水稻遥感估产试验。

关键词 二轴土壤背景纠正 植被指数 遥感叶面积指数 水稻估产

一、引 言

自从遥感卫星发射以来,众多的学者都致力于利用遥感数据进行森林覆盖率、森林蓄积量以及各种农作物的估产工作。在这些定量研究中,遥感首先碰到的问题就是如何消除背景信息的影响。一般来说,遥感图像的每个像元除了记录了植物信息外,也包含有土壤和水分的信息。同一目标物,由于所处的土壤背景(包括土壤湿度)不同,其在遥感光谱数据空间中的位置会发生偏移。由于绿色植物的光谱特征是在近红外波段呈反射峰,在红光波段呈吸收谷,故一般都选用这两个波段来研究植被。这些学者发现,在这两个波段组成的平面上,土壤背景的光谱数据基本上沿着与这两个轴成 45° 的直线分布,这条线被称为“土壤线”。沿着“土壤线”移向坐标原点,土壤湿度增加。

在“土壤线”概念的基础上,这些学者提出了若干植被指数来进行遥感定量。一般都是利用近红外波段(NIR)和红光波段(red)进行相应的比值和差值来达到消除土壤背景中的湿度影响。这些指数^[1-5]为:

(1) 比值植被指数 RVI

$$RVI = NIR/red$$

(2) 差值植被指数

$$NIR - red$$

(3) 归一化植被指数 NDVI

(4) 转换植被指数 TVI

$$TVI = \sqrt{NDVI + 0.5}$$

(5) Kauth 和 Thomas 植被指数 KVI

$$KVI = 0.290M_{ss4} - 0.562M_{ss5} + 0.600M_{ss6} + 0.491M_{ss7}$$

(6) 垂直植被指数 PVI

$$PVI = NIR \cos \theta - red \sin \theta$$

(7) 土壤纠正植被指数 SAVI

$$SAVI = \frac{NIR - red}{NIR + red + L} (1 + L)$$

上述这些指数只能消除“土壤线”方向上的湿度变化,没有解决土壤背景第二轴的纠正。本文首次提出了进行土壤背景二轴纠正的植被指数(TWVI)。该指数可适用于不同的土壤背景,可以作为进行全球监测的植被指数。

二、TWVI 模型

1. 土壤背景的光谱特征

在 NIR 和 red 波段组成的平面上,土壤背景的遥感光谱基本上分布在一个椭圆形的区域内。椭圆形的长轴就是所谓的“土壤线”,它代表土壤湿度的变化;椭圆形的短轴(第二轴)垂直于土壤线方向,代表土壤的质地(例如土壤的类型),但主要反映了土壤中的色素(chromas)。因此,单一的“土壤线”并不存在,仅从“土壤线”方向上进行土壤背景的纠正是不够的。

地面的光谱实测资料可以说明土壤湿度和土壤质地对遥感光谱的影响(表1,图1)。从图1可以看出,土壤湿度的变化使光谱沿着“土壤线”方向而变化,而土壤质地的变化则表现为不同的平行线(沿垂直“土壤线”方向排列)。只有当这些垂直于“土壤线”方向的平行线重叠成一条“土壤线”时才不对光谱产生影响。事实上,唯一的“土壤线”并不存在。

表 1 三种不同的土壤质地

Table 1 Three Different Kinds of Soils

土壤类型	有机质含量	结 构	潮湿时含水量 (%)	风干后含水量 (%)	颜 色
粉砂壤土1	低	粗团粒	33.9	2.5	黄棕色
粉砂壤土2	中	中等团粒	49.9	1.0	棕灰色
粉砂壤土3	高	适度团粒	59.1	2.7	深 黑

对1988年12月10日广州幅相应于 NIR 和 red 波段的 TM4 和 TM3 波段的土壤像元进行亮度值统计。此时水稻已收割,可获得“纯”土壤的光谱值。统计结果表明,土壤背景呈正态分布,基本上分布于由椭圆形组成的区域内(图2)。

均值¹⁾:

1) 已作过大气校正

$$\begin{pmatrix} \overline{TM4} \\ \overline{TM3} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 30.98 \\ 29.10 \end{pmatrix}$$

协方差阵:

$$\Sigma_x = \begin{pmatrix} 24.373 & 17.151 \\ 17.151 & 17.390 \end{pmatrix}$$

“土壤线”(椭圆的长轴)方程:

$$TM4 = 0.816TM3 + 7.234$$

$$\begin{aligned} \frac{\text{椭圆长轴长度}}{\text{椭圆短轴长度}} &= \frac{\sqrt{\lambda_1}}{\sqrt{\lambda_2}} \\ &= \frac{0.544}{0.162} = 3.36 \end{aligned}$$

式中 λ_1, λ_2 分别为 Σ_x^{-1} 阵的二个特征值。

“土壤线”的方向矢量为 $(0.816, 1)$ 。

可以看到, “土壤线”的斜率基本上接近 1, 截距也很小。“土壤线”基本上是通过原点、斜率为 1 的一条直线。它代表土壤背景的主要方向, 并不是一条“真实”存在的直线。由于土壤背景椭圆的第二轴长度一般为第一轴(“土壤线”)长度的 $1/2-1/4$, 故土壤椭圆第二轴带来的误差不能忽略。

如果“土壤线”方程为:

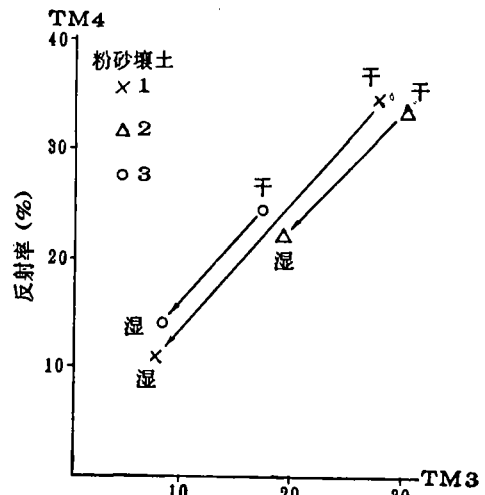


图 1 土壤含水量与质地差异引起
的地面光谱的变化

Fig. 1 Ground Spectral Difference Caused
By Moisture And Soil Types

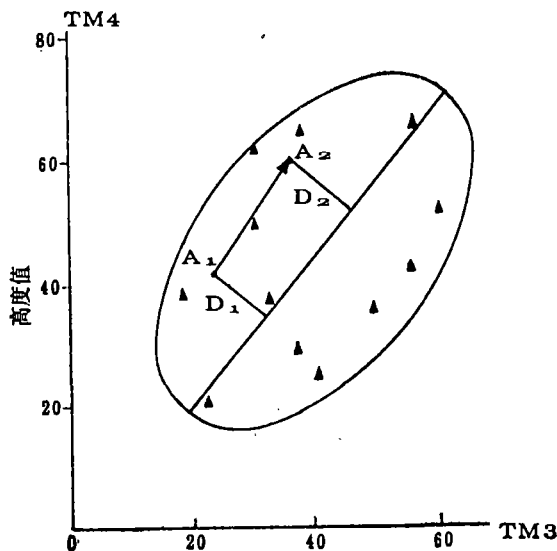


图 2 土壤背景椭圆及背景点偏距 D 随时间的变化

Fig. 2 Soil Background Ellipse And Offset D Change With Time

$$ATM4 + BTM3 + C = 0$$

则土壤背景在第二轴方向上带来的误差是由背景点偏离“土壤线”的距离 D 造成的。

$$D = \pm \frac{|ATM4 + BTM3 + C|}{\sqrt{A^2 + B^2}}$$

当 $D > 0$ 时,土壤背景点在“土壤线”的上方; $D < 0$ 时,土壤背景点在“土壤线”的下方。

现在问题的关键是如何计算 D 。由于地面上某一点的土壤光谱随时间的变化,主要是受湿度影响在“土壤线”方向上摆动。第二轴方向主要反映土壤的质地,除了进行大规模的人为改造外,同一点的光谱随时间的变化是很小的(表2)。因此,我们可以通过作物收获后的卫星图像来确定地面上某一点土壤背景的第二轴偏距 D ,也可以由野外实测光谱来获得 D 值。

表2 土壤背景点偏距 D 随时间的变化
Table 2 Changes of Offset D With Time

点号	1988年12月10日			1990年10月13日		
	TM4	TM3	D_1	TM4	TM3	D_2
1	34	23	6.2	43	26	7.8
2	29	36	-5.9	25	29	-5.7
3	31	23	3.8	31	23	2.7
4	18	22	-5.6	29	32	-5.6
5	40	43	1.8	42	40	3.2
6	37	18	11.7	45	22	12.2
7	39	31	5.0	46	30	6.5
8	20	26	-6.5	28	30	-4.6
9	20	27	-7.2	32	34	-5.3
10	19	23	-5.4	36	39	-6.7
11	31	36	-4.3	41	41	-5.2
12	39	25	12.2	45	22	8.3

2. TWVI

Suits^[6] 与 Clevers^[7] 分别建立了两个相近的计算模式。其方程可以表达为

$$R = R_{\infty}(1 - e^{-KLAI}) + R_s e^{-KLAI} \quad (1)$$

式中, R 为传感器测量到的反射率; R_{∞} 为冠层的最大反射率; R_s 为土壤背景的反射率; K 为冠层的消光系数,与太阳高度角、叶角分布和测量角度等有关; LAI 为叶面积指数。

由上式可以看到,传感器接收到的地面信息包含了两项内容:(1)植被信息,由密集冠层的植被反射率 R_{∞} 乘以植被在测量单元中所占的百分比 $B = 1 - e^{-KLAI}$ 组成;(2)土壤背景信息,由土壤背景反射率 R_s 乘以土壤在测量单元中所占的百分比 $1 - B = e^{-KLAI}$ 组成。

由于 R_s 的不确定性,一般采用波段的比值和差值来消除 R_s 的影响。从而得到由遥感数据 R 来计算农学参数叶面积指数 LAI 的计算模式。鉴于绿色植物的光谱特征,国内外学者一般都是选用近红外(NIR)和红(red)波段来计算植被指数。目前一般都是把

土壤背景看作是一条“土壤线”来进行背景纠正的。即:

$$R_{SNIR} = MR_{Sred} + I \quad (2)$$

式中, R_{SNIR} 为土壤背景在近红外波段的反射率; R_{Sred} 为土壤背景在红波段的反射率; M 为土壤线的斜率, 基本上接近于 1; I 为“土壤线”的截距, 基本上接近于零。

(1)式在近红外波段和红波段分别可以表达为

$$R_{NIR} = R_{\infty NIR}(1 - e^{-KLAI}) + R_{SNIRE}e^{-KLAI} \quad (3)$$

$$R_{red} = R_{\infty red}(1 - e^{-KLAI}) + R_{Sred}e^{-KLAI} \quad (4)$$

如不考虑冠层消光系数 K 在不同波段下的变化, 那么在 $I = 0$ 时, 由(2),(3)和(4)式可以得到

$$(R_{NIR} \cos \theta - R_{red} \sin \theta) / \cos \theta = (R_{\infty NIR} - MR_{\infty red})(1 - e^{-KLAI}) \quad (5)$$

即

$$LAI = -\frac{1}{K} \ln \left[1 - \frac{PVI}{(R_{\infty NIR} - MR_{\infty red}) \cos \theta} \right] \quad (6)$$

式中, $\cos \theta = \frac{1}{\sqrt{1 + M^2}}$, $\sin \theta = \frac{M}{\sqrt{1 + M^2}}$, PVI 为垂直植被指数, $PVI = R_{NIR} \cos \theta - R_{red} \sin \theta$ 。

从上面可以看出, 我们可以由遥感数据来计算垂直植被指数, 从而直接计算出叶面积指数 LAI。

事实上, 冠层消光系数 K 在不同的波段是不同的^[5]。有

$$R_{NIR} = R_{\infty NIR}(1 - e^{-K_{NIR}LAI}) + R_{SNIRE}e^{-K_{NIR}LAI} \quad (7)$$

$$R_{red} = R_{\infty red}(1 - e^{-K_{red}LAI}) + R_{Sred}e^{-K_{red}LAI} \quad (8)$$

由(2),(7)和(8)式可得到

$$R_{NIR} = Me^{(K_{red} - K_{NIR})LAI} R_{red} + (1 - e^{-K_{NIR}LAI}) R_{\infty NIR} - Me^{(K_{red} - K_{NIR})LAI} (1 - e^{-K_{red}LAI}) R_{\infty red} + Ie^{-K_{NIR}LAI} \quad (9)$$

由(9)式可以看到, 叶面积指数的等值线的斜率为 $Me^{(K_{red} - K_{NIR})LAI}$ 。当 $K_{red} = K_{NIR}$ 时, 叶面积指数的等值线平行于“土壤线”。Hvete 的研究表明, $K_{red} > K_{NIR}$ (光学作用的冠层)。随着叶面积指数的增大, 等值线的斜率不断增大, 并向 NIR 轴偏转。Hvete 的实测数据和我们的实测数据已表明这一点。Hvete 发现, 该等值线的斜率处于 PVI 等值线的斜率和 RVI(NDVI) 等值线的斜率之间, 并在 NDVI 的基础上提出了能适应于真实叶面积指数等值线这种变化的 SAVI 模式。

$$SAVI = \frac{(NIR + l_2) - (red + l_1)}{(NIR + l_2) + (red + l_1)}$$

由于土壤线斜率接近于 1, $l_1 \approx l_2$, 得

$$SAVI = \frac{NIR - red}{NIR + red + L}, \text{ 其中 } L = l_1 + l_2$$

为了使 SAVI 与 NDVI 一致 (NDVI 从 -1 变化到 +1), Hvete 将 SAVI 乘以因子 $(1 + L)$, 得到

$$SAVI = [(NIR - red)/(NIR + red + L)](1 + L) \quad (10)$$

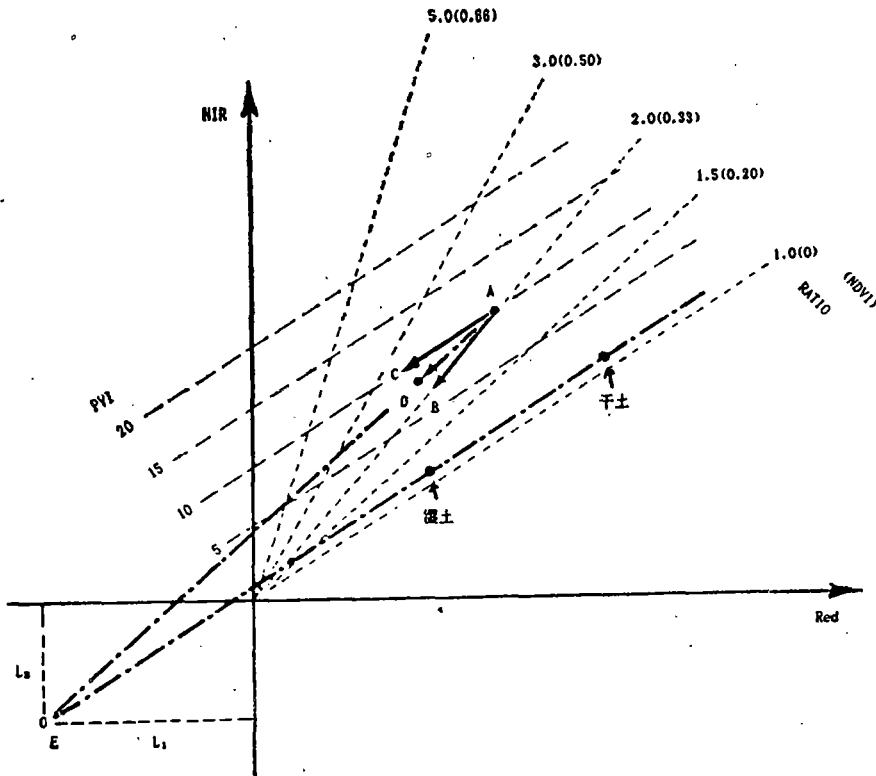


图 3 RVI(NDVI) 和 PVI 等值线以及 SAVI 模型

Fig. 3 Isolines of RVI (NDVI) And PVI, And The SAVI Model

Hvete 在用不同的 L 值研究了 SAVI 消除土壤背景的效果之后得出如下结论：当植被密度较低时,较理想的 L 值为 1;当植被密度中等时,较理想的 L 值为 0.5;当植被的密度较高时,较理想的 L 值为 0.25。当选用一固定的 L 值 ($L = 0.5$) 来反映不同的植被密度时, SAVI 也比 NDVI 和 PVI 效果要好,土壤的背景影响得到明显的压缩。

Hvete 也承认,尽管 SAVI 模式要比 NDVI 和 PVI 模式要准确,但该模式不能消除土壤背景的第二轴影响。当土壤的颜色发生变化(如红壤和黄壤)时,土壤背景的光谱就会偏离“土壤线”。

鉴于此,本文提出了进行土壤背景二轴纠正的方法,即 TWVI 模型。

由图 2 我们已经知道,土壤背景的散点在 NIR 和 red 波段组成的二维平面上呈椭圆分布,真正的“土壤线”并不存在。考虑到土壤背景的第二轴变化,我们定义“广义的土壤线”方程为:

$$R_{SNIR} = MR_{sred} + I + D$$

其中 D 为土壤背景点至“土壤线”(“狭义土壤线”)的偏距:

$$D = \frac{R_{SNIR} - MR_{sred} - I}{\sqrt{1 + M^2}} \quad (11)$$

由(11),(7)和(8)得到

$$R_{NIR} = M e^{(K_{red} - K_{NIR})LAI} R_{red} + (1 - e^{-K_{NIR}LAI}) R_{\infty NIR} - M e^{(K_{red} - K_{NIR})LAI} (1 - e^{-K_{red}LAI}) R_{\infty red} + (1 + D) e^{-K_{NIR}LAI} \quad (12)$$

测定参数 $K_{red}, K_{NIR}, R_{\infty red}, R_{\infty NIR}$ 和计算土壤背景第二轴偏距 D 后, 可以由遥感数据 R_{NIR} 和 R_{red} 来直接计算出叶面积指数 LAI 。但由于(12)式较复杂, 需实测的参数较多, 且物理意义不明显, 因此, Huete 提出了当(12)中的 $D = 0$, 即考虑“狭义的土壤线”时, SAVI 模型的简单解法^[5]:

$$SAVI = \frac{R_{NIR} - R_{red}}{R_{NIR} + R_{red} + L} (1 + L)$$

但由于 $D \neq 0$, 使 SAVI 模型中的 (R_{NIR}, R_{red}) 点发生了偏移, 因此要纠正土壤背景的第二轴影响, 需把点 (R_{NIR}, R_{red}) 纠正回对应于“狭义土壤线”上的点 (R'_{NIR}, R'_{red}) 。

$$R'_{NIR} = R_{NIR} - dR_{NIR} \quad (13)$$

$$R'_{red} = R_{red} - dR_{red} \quad (14)$$

由于 SAVI 模型本身已经考虑了衰减系数随波长的变化, 我们在第二轴纠正时可忽略 K 的变化。由式(3),(4)两边微分得到:

$$dR_{NIR} = e^{-KLAI} dR_{SNIR} \quad (15)$$

$$dR_{red} = e^{-KLAI} dR_{Sred} \quad (16)$$

dR_{SNIR} 和 dR_{Sred} 分别是土壤背景点偏离“土壤线”的距离 D 在 NIR 轴和 red 轴上的投影。它们造成了遥感数据 (R_{NIR}, R_{red}) 的偏移。

$$dR_{SNIR} = D \cos \theta \quad (17)$$

$$dR_{Sred} = -D \sin \theta \quad (18)$$

由于土壤线的斜率接近于 1, 有

$$\begin{aligned} dR_{SNIR} &= -dR_{Sred} = \frac{\sqrt{2}}{2} D \\ dR_{NIR} &= -dR_{red} = \frac{\sqrt{2}}{2} e^{-KLAI} D \end{aligned} \quad (19)$$

由(2),(3)和(4)式可以得到:

$$e^{-KLAI} = 1 - \frac{R_{NIR} - MR_{red} - I}{R_{\infty NIR} - MR_{\infty red} - I} = 1 - \frac{I_x - I}{I_\infty - I} \quad (20)$$

式中, $I_x = R_{NIR} - MR_{red}$, $I_\infty = R_{\infty NIR} - MR_{\infty red}$ 。 $(I_x - I)/(I_\infty - I)$ 可以反映点 (R_{NIR}, R_{red}) 与“土壤线”之间的距离。

由此得到进行土壤背景二轴纠正的植被指数 TWVI

$$\begin{aligned} TWVI &= \frac{(R_{NIR} - dR_{NIR}) - (R_{red} - dR_{red})}{(R_{NIR} - dR_{NIR}) + (R_{red} - dR_{red}) + L} (1 + L) \\ &= \frac{R_{NIR} - R_{red} - \Delta}{R_{NIR} + R_{red} + L} (1 + L) \end{aligned} \quad (21)$$

式中, $\Delta = dR_{NIR} - dR_{red} = \sqrt{2} e^{-KLAI} \cdot D = \sqrt{2} \left(1 - \frac{I_x - I}{I_\infty - I} \right) \cdot D$ 。

Δ 即为土壤背景第二轴的偏距 D 造成遥感数据的偏移量。当 $D = 0$, 有 $\Delta = 0$, TWVI 模型就化简为 SAVI 模型, 此时不考虑土壤背景的第二轴影响; 当 $\Delta = 0, L = 0$, TWVI 模型就化简为 NDVI 模型, 此时不考虑第二轴的纠正和叶面积指数等值线的偏转问题。

由于土壤背景呈椭圆形分布, TWVI 的叶面积指数等值线并不确定。TWVI 的等值线受到了椭圆形土壤背景的影响(图 4)。这与以往的植被指数模型, 如 RVI(NDVI), PVI 和 SAVI 有概念性的区别。

不难求得 $D \neq 0$ 时 D 对 SAVI 模型带来的相对误差:

$$\frac{dSAVI}{SAVI} = \left[\frac{1}{R_{\infty NIR} - R_{\infty red}} - \frac{1}{R_{NIR} - R_{red}} \right] \sqrt{2} \cdot D \quad (22)$$

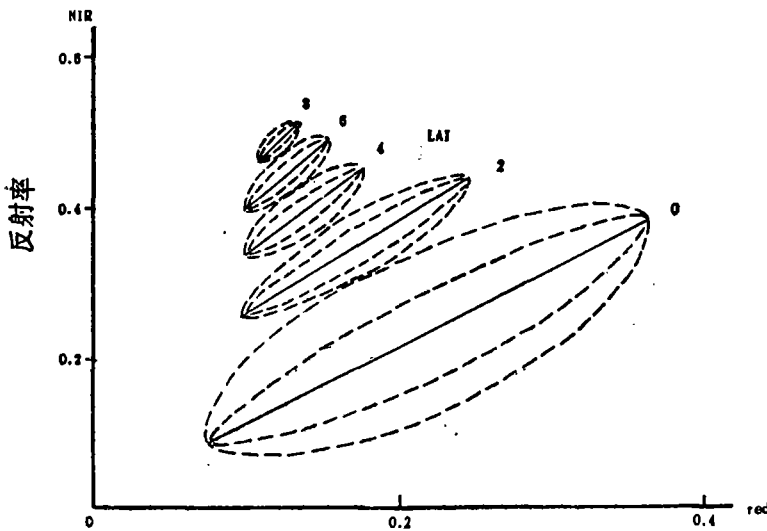


图 4 TWVI 模型中的 LAI 等值线图

Fig. 4 LAI Isolines In The TWVI Model

3. TWVI 指数与其它植被指数的对比

为了对比 TWVI 指数和其它植被指数在消除土壤背景方面的效果, 我们选取了有机质土和沙质土两块不同的土壤背景, 进行了光谱模拟测量。实测得到的土壤线方程为:

$$TM4 = 1.23TM3 + 0.01。$$

由式(11)计算出这两块不同的土壤背景的第二轴偏距分别为 $D_1 = 0.018, D_2 = -0.007$ 。在这两块土壤背景上分别放上某一叶面积指数的同一种植被, 测定其光谱值。若某一种植被指数能消除土壤背景的影响, 其值应不受土壤背景的影响。表 3 和表 4 分别为测量和计算的结果。

最佳的植被指数模型应该是, 无论在何种土壤背景下, 对同一 LAI 值的植被的计算值都是一样的。只有这样, 才能由遥感数据得到的植被指数, 准确地计算出某种植被的叶

表 3 不同土壤背景下的各种 LAI 值对应的光谱反射率测量值
Table 3 Measured Reflectance For Various LAI Values Under Different Soil Background

土壤背景	LAI = 0		LAI = 2		LAI = 4		LAI = 6		LAI = 8	
	TM3	TM4	TM3	TM4	TM3	TM4	TM3	TM4	TM3	TM4
有机质土	0.09	0.15	0.10	0.24	0.10	0.34	0.11	0.40	0.11	0.47
沙质土	0.31	0.38	0.25	0.41	0.17	0.44	0.16	0.47	0.14	0.51

表 4 不同的植被指数模型在土壤背景下对不同的 LAI 值的计算值
Table 4 Calculative Vegetation Index Values Of Various LAI Under soil Background By Different Models

LAI	RVI		NDVI		PVI		SAVI		TWVI	
	背景 1	背景 2	背景 1	背景 2	背景 1	背景 2	背景 1	背景 2	背景 1	背景 2
2	2.40	1.64	0.41	0.24	0.11	0.09	0.25	0.21	0.22	0.22
4	3.40	2.59	0.55	0.44	0.21	0.22	0.38	0.36	0.36	0.37
6	3.64	2.94	0.57	0.49	0.25	0.26	0.43	0.41	0.42	0.42
8	4.27	3.64	0.62	0.57	0.32	0.33	0.50	0.48	0.49	0.49
相对误差%	27.6		26.8		5.2		5.8		0.7	

面积指数 LAI。由于 RVI, NDVI, PVI 和 SAVI 植被指数不进行土壤背景的第二轴纠正, 因此它们存在一定的误差。而 TWVI 基本上消除了土壤背景的影响。由表 3 可以看到, 由于有机质土大于沙质土的第二轴偏距, 造成了在有机质土背景下得到的 RVI, NDVI, PVI 和 SAVI 值要普遍大于在沙质土背景下得到的值。而 TWVI 则基本上不受土壤背景的影响。

还可以看到, PVI 要比 RVI 和 NDVI 的误差要小。尽管 SAVI 进行了等值线的偏转校正, 一般来说要比 RVI, NDVI 和 PVI 的精度高, 但这里 SAVI 的精度却与 PVI 差不多, 这可能是受到土壤背景第二轴的影响。总的来说, TWVI 的精度要比 RVI 和 NDVI 提高 26%, 比 PVI 和 SAVI 提高 5%。其实这里我们所选的土壤背景的第二轴偏距 D 的差异并不很大。当 D 值差异很大时, TWVI 比 RVI, NDVI, PVI 和 SAVI 还会有更好的精度。

三、华南地区水稻遥感估产试验及其 TWVI 指数的应用

目前国内在作物估产方面开展得较多的工作, 主要是在北方地区的小麦估产。水稻的遥感估产难度较大, 国内所做的工作不多。中国科学院的项月琴、田国良在国外工作的基础上, 提出了具有生物学基础的水稻遥感估产模式^[8,9]。江苏省农业科学院的王延颐^[10]在长江三角洲地区也进行过水稻遥感估产的工作。但他们的研究都没有考虑到土壤背景的第二轴影响。如珠江三角洲由于成陆历史不同, 耕地可以分为高、中、低沙田区和围田区, 它们的光谱特性是不同的, 使用 TWVI 指数则能消除这些土壤背景的影响。

1. 水稻遥感估产原理^[9]

在水、肥、温度等条件得到充分满足的条件下，作物对光合有效辐射的截获量决定了干物质积累的上限。Kudo 通过对世界各地的若干种作物进行研究后得到：决定干物质产量的因子，就气象条件而言，是日照量；就作物栽培而言，主要是叶面积指数，其次是净同化作用的速率。项月琴、田国良的工作包含两个方面的内容：(1)构造一条叶面积指数轨线，模拟叶面积指数的变化规律；(2)建立水稻群体对光合有效辐射 PAR 的日截获率 IPAR 与 LAI 间的关系。从而推算出水稻从扬花—成熟期内截获的 PAR 总量 TIPAR。水稻的产量 Y 与 TIPAR 成正比： $Y = E_r \times \text{TIPAR}$ 。可以看出，进行作物遥感估产的关键是由遥感数据计算出叶面积指数 LAI 或建立起它们之间的关系。对于某一地区，可以认为太阳辐射和气温条件相同，由遥感数据得到的植被指数可以代表水稻截获的 PAR 总量 TIPAR。从而可以直接建立起水稻产量与植被指数之间的关系。

2. 由地面光谱测量建立 TWVI 与水稻产量的关系

虽然可通过(9)式求出叶面积指数，从而计算出水稻的产量，但由于该式较复杂，且需测量一些参数，故在这里采用直接建立 TWVI 与水稻产量关系的方法。

由于 TWVI 进行了土壤背景的二轴纠正，我们只需由光谱仪实际测量的方法，建立起 TWVI 与水稻产量的关系，就可以将此关系推广到珠江三角洲其它地区。而 RVI, NDVI, PVI 和 SAVI 模型则由于受到土壤背景第二轴的影响，需要在不同土壤条件下的地区分别建立这种关系，其工作量较大。

我们于 1990 年 9—11 月底在珠江三角洲的番禺县大石镇选取了高、中、低产田的若干样地进行光谱测量，得到了幼穗分化期、孕穗期、齐穗期、灌浆期和黄熟期各个水稻生长期的光谱数据。并于水稻收获季节采用常规的圈产方法求得这些样地水稻产量数据。我们发现，在水稻抽穗扬花时获得的水稻光谱数据与水稻的产量相关系数最高。表 5 是由实测光谱数据得到的 TWVI 值及对应的水稻产量实测值和计算值。

表 5 TWVI 值与水稻产量实测值和计算值
Table 5 Measured Value And TWVI Calculative Value
Of Rice Production

田 块	1	2	3	4	5	6	7	8	9
TWVI 值	0.55	0.54	0.53	0.58	0.50	0.61	0.62	0.57	0.60
计算产量(斤)	869	831	793	983	679	1096	1134	944	1058
实测产量(斤)	822	780	744	1092	738	1002	1176	966	1068
相对误差(%)	5.7	6.5	6.6	10.0	8.0	9.4	3.6	2.3	0.9

由于归一化植被指数 NDVI 与叶面积指数存在着指数关系，因此水稻的产量也与叶面积指数存在着指数关系^[9]。而 SAVI 指数和 TWVI 指数与归一化指数 NDVI 的结构一致，因此，TWVI 指数在直观上应与水稻产量存在着线性关系。

对 TWVI 植被指数与相应的水稻产量进行回归分析可得到以下的回归方程：

$$Y = 3792.19TWVI - 1216.91$$

相关系数 $R = 0.92$, 相对误差 $\sigma = 6\%$ 。

3. 利用卫星遥感数据进行大面积水稻估产

由于珠江三角洲地区的气候条件基本上相同, TWVI 指数又能较好地消除土壤背景的影响, 据此可以将上面由番禺县大石镇建立起的 TWVI 指数与水稻产量的关系, 推广到珠江三角洲其它地区, 利用卫星遥感数据进行大面积估产。

我们选用了 1990 年 10 月 13 日的广州幅磁带进行了估产试验。首先对卫星遥感数据的亮度值进行大气校正, 利用平原北面较陡峻的山体的阴坡对 TM 各波段进行纠正。

利用下式将大气纠正后的 TM 亮度值 L' 转换为地面的光谱反射率^[1]

$$R = \frac{L'}{255} (R_{\max} - R_{\min}) + R_{\min}$$

这里 R_{\max} 和 R_{\min} 分别是对应于最大和最小 L' 值的反射率。有

$$TM4 = 105.00R_4 + 29.81$$

$$TM3 = 250.00R_3 - 3.00$$

利用

$$TWVI = \frac{R_4 - R_3 - \Delta}{R_4 + R_3 + L} (1 + L)$$

计算逐个像元的植被指数。由上面的分析我们知道, 第二轴偏距 D 随时间变化较小, 我们利用 1988 年 12 月 10 日水稻收割后的卫星图像来逐个计算出每个像元的 Δ 值。这里 L 取 0.5。然后计算出每个镇的平均 TWVI 值, 再由上面获得的关系式求得水稻的产量。表 6 列出了利用卫星遥感计算出的花县四个镇的水稻平均产量。

表 6 SAVI 和 TWVI 模型对花县四镇的水稻估产值
Table 6 Predicted Rice Production Of The Towns Of Huanxian County By SAVI And TWVI Models

镇名	实际产量* (kg)	SAVI 模型			TWVI 模型		
		SAVI 值	估产值	误差(%)	TWVI 值	估产值	误差(%)
狮岭镇	352.18	0.53	396.48	12.55	0.52	377.52	7.16
芙蓉镇	344.55	0.51	358.56	4.07	0.49	320.63	6.94
新华镇	388.18	0.55	434.40	11.90	0.54	415.44	7.02
赤泥镇	339.84	0.51	353.56	5.50	0.50	339.60	0.07

* 统计局公布数据

在珠江三角洲地区, 由于成陆历史不一样, 水稻田可以分为高、中、低的沙田区和围田区, 它们有着不同的光谱特征。TWVI 模型能较好地处理这些土壤背景的变化。我们可以将由某一地区获得的 TWVI 指数与水稻产量的关系推广到其它地区, 而只进行土壤背景一轴纠正的指数则不能。

四、结 论

(1) 本文首次提出了进行土壤背景二轴纠正的植被指数模型 (TWVI), 能较好地消除土壤背景的影响, 而以往的植被指数模型(如 RVI, NDVI 和 PVI 等)只能消除土壤背景一个方向上的干扰(土壤湿度)。TWVI 模型比这些模型有更好的精度。

(2) 由于 TWVI 模型能较好地消除土壤背景的影响, 所以由某一地区建立起的 TWVI 估产模型可以推广到其它地区。因此 TWVI 指数比其它指数更适合于作为进行全球监测的植被指数。

(3) TWVI 模型被成功地应用在华南地区的水稻遥感估产中。

(4) 在一般情况下, TWVI 模型的精度比 RVI, NDVI 模型提高 26% 左右, 比 PVI 和 SAVI 模型提高 5—6% 左右。

参 考 文 献

- [1] Colwell, J. E., Bidirectional spectral reflectance of grass canopies for determination of above ground standing biomass, Ph. D. thesis, University of Michigan, University Microfilm 75—15, 693, 174 pp., 1973.
- [2] Rouse, J. W., Haas, R. H., Schell, J. A., and Deering, D. W., Monitoring vegetation systems in the great plains with ERTS, Third ERTS symposium, NASA sp-351 I: 309—317, 1973.
- [3] Kauth, R. J., and Thomass, G. S., The tassemed cap—a graphic description of the spectral temporal development of agricultural crops as seen by-LANDSAT, Proceedings of the symposium machine processing of remote sensing data, LARS, Purdue, 1976.
- [4] Richardson, A. J., and Wiegand, C. L., Distinguishing vegetation from soil background information, PE & R. 43, 1541—1552, 1977.
- [5] Huete, A. R., A soil-adjusted vegetation index (SAVI), Remote Sensing of Environment, 25: 295—309, 1988.
- [6] Suits, C. H., The calculation of the directional reflectance of vegetation canopy, Remote Sensing of Environment, 2: 117—125, 1972.
- [7] Clevers, J. G. P. W., The derivation of a simplified reflectance model for the estimation of leaf area index, Remote Sensing of Environment 25: 53—69, 1988.
- [8] 项月琴、田国良, 遥感估算水稻产量——I. 产量与辐射截获量间关系的研究, 环境遥感, 3(4), 1988.
- [9] 田国良、项月琴, 遥感估算水稻产量——II. 用光谱数据和陆地卫星图像估算水稻产量, 环境遥感, 4(1), 1989.
- [10] 王延颢, 南方稻区遥感水稻长势监测与估产研究, 遥感技术与应用, 6(3), 1991.
- [11] Aranuvachapun, S., and Walling, D. E., Landsat-Mss radiance as a measure of suspended sediment in the lower yellow River (Huang He), Remote Sensing of Environment 25: 145—165, 1988.

Two-axis Soil-adjusted Vegetation Index (TWVI) and Its Application in Remote Sensing Prediction of Rice Production in South China

Li Xia

(Guangzhou Institute of Geography)

Abstract

Various kinds of vegetation index have been proposed to minimize soil background influences based on the existence of "soil line" for forest monitoring and crop production prediction. They can only minimize soil moisture influences on remote sensing data along one axis, "soil line", which fail when different soil types appear (in the direction perpendicular to "soil line"). A twoaxis soil-adjusted vegetation index is presented here to diminish most soil background influences, and it is more suitable as a global monitoring vegetation index than other index. TWVI model has been applied successful in rice production prediction in South China.

Key words Two-axis Soil-adjusted Vegetation index Remote sensing Leaf area index Prediction of rice production